



Título: Reconocimiento de manuscritos de forma online. Estado del arte

Nº Informe: 1

Autor: Víctor Daniel Díaz Suárez

Proyecto: ARUCAS: Identificación remota de usuario mediante códigos de acceso manuscritos.

En primer lugar se realizó un estudio de la bibliografía existente relacionada con el reconocimiento de manuscritos online. A partir de los artículos seleccionados como característicos e importantes se ha llevado a cabo un breve resumen. El resumen, que se presenta a continuación, cita para cada artículo las técnicas utilizadas por los autores, las bases de datos sobre las que se ha realizado el reconocimiento, los resultados experimentales obtenidos, así como otros datos de interés.

Online Character Recognition Base on Elastic Matching and Quadratic Discrimination [1]

Técnicas utilizadas:

- Elastic Matching: utilizado como extractor de vector de características que representa la diferencia entre la entrada y el patrón de referencia.
- Quadratic Discrimination: se mejora bajo la suposición de que el vector de características sigue una distribución gaussiana.

Base de datos:

La base de datos utilizada es de 16.000 muestras obtenidas de UNIPEN Train-R01/V07. La base de datos fue dividida en tres dataset usando el sw `utils2compareHWR` recomendado para dividir la base de datos UNIPEN en entrenamiento (2 sets) y test (1 set).

Resultados experimentales:

Los resultados obtenidos alcanzan un éxito entre el 97% y el 98%.

Otros datos de interés

Un ordenador Intel Xeon con CPU de 3.06Ghz necesita 23.6msec y $C=160$ para reconocer un simple carácter.

Online Writer-independent Character Recognition Using a Novel Relational Context Representation [2]

Técnicas utilizadas:

Se utiliza realiza previamente una reducción del ruido haciendo un preprocesado que incluye smoothing, de-hooking y point re-sampling.

Se basa en SVM multi-class classification añadiéndole RC (relative context feature).

RC es un algoritmo que se basa en calcular, dado una pareja de puntos del carácter, la distancia y el ángulo entre ellos.

Base de datos:

La base de datos utilizada ha sido el alfabeto Árabe que está formado por 28 caracteres. Para cada experimento el training set es el doble que el test set (67% frente a 33%).

Se usa además LibSVM para construir los clasificadores.

Resultados experimentales:

Ha sido reducido el error general usando *k-fold cross-validation estimates*.

El éxito resultante ha sido del 97,8% utilizando RC-SVM y el tiempo de reconocimiento de 0.015s.

Otros datos de interés

Online Character Recognition using Regression Techniques [3]

Técnicas utilizadas:

- Se ha utilizado SVM.
- Se trabaja con sub-strokes.
- Se propone un nuevo esquema para suavizar el perfil de la curva de velocidad e identificar los puntos críticos del segmento de carácter.
- Propone método de segmentación basado en la percepción del ojo humano.

Bases de datos:

La base de datos utilizada es de caracteres Tamil (lengua india), obtenidos de 168 personas con una media de 5 intentos por persona.

La base de datos contiene caracteres escritos en diversos estilos, número de strokes, orden de los strokes y dirección de los strokes.

Resultados experimentales:

El éxito obtenido ha sido:

Algoritmo basado en velocidad media: 66% usando coeficientes polinómicos) y 72,4% usando coeficientes de spline.

Algoritmo basado en descomposición esquelética: 68% usando coeficientes polinómicos) y 74% usando coeficientes de spline.

Otros datos de interés:

Online Reconition of Handwritten Mathematical Expressions with Support for Matrices [4]

Técnicas utilizadas:

Se parte de la utilización de paréntesis para especificar una matriz. Es necesario detectar si lo que existe dentro de los paréntesis son elementos de una matriz o no.

Se basa en segmentación de las matrices en rangos. Se utiliza una identificación de fila y una identificación de columna basada en la colocación espacial de cada elemento de la matriz.

Bases de datos:

- Reconocimiento de símbolos: se utilizaron 7 personas las cuales escribieron cada una 891 símbolos (en total 6237 símbolos) en 43 expresiones diferentes.
- Reconocimiento de matrices: se utilizaron 5 personas para obtener 50 matrices diferentes.

Resultados experimentales:

- Reconocimiento de símbolos: éxito medio del 91,6%.
- Reconocimiento de matrices: De las 50 matrices, 45 fueron correctamente organizadas con éxito de reconocimiento del 90%.

Otros datos de interés:

Reconoce matrices con símbolos de sumatorias y raíces cuadradas en sus términos.

On-Line Recognition of Handwritten Symbols [5]

Técnicas utilizadas:

El sistema implementado asume que el usuario siempre escribe un símbolo dado en el mismo orden de trazos y dirección.

El método utilizado para llevar a cabo el reconocimiento está basado en Elastic Matching.

Bases de datos:

Dos bases de datos utilizadas:

- a) 8 usuarios que escribieron las letras mayúsculas de la A-Z y luego las repitieron. Un set fue utilizado como modelo y el otro para testear el reconocedor.

- b) Se usaron 32 palabras escritas en cursiva. 19 usuarios escribieron cada palabra 15 veces. Para cada usuario, una muestra de cada una de las 32 palabras fue utilizada como modelo y las otras 14 copias de cada palabra fueron procesadas con el reconocedor.

Resultados experimentales:

Dos experimentos:

- a) De los 208 (8x26) caracteres para reconocer sólo se obtuvieron errores. Es decir, un acierto del 98%. De los 8 usuarios, cinco dieron un éxito del 100%, dos dieron un único error y otro dio como resultado un error.
- b) El reconocedor tuvo un éxito del 95,5%

Otros datos de interés:

Para la adquisición de los datos fue utilizado el NCR 3125 NotePad pen bajo Windows y varias máquinas UNIX con tablas digitalizadoras que generan 200 muestras por segundo con una resolución de 0,1mm.

Hybrid Mathematical Symbol Recognition using Support Vector Machines [6]

Técnicas utilizadas:

- Utiliza SVM.
- Hace una extracción de características online, en paralelo con una extracción offline. Posteriormente pasa cada una de ellas por una SVM y combina los resultados obtenidos.
- Reconocedor online:
Cada muestra es preprocesada y se extrae un vector de características para entrenar la SVM. En el preprocesado se hace un suavizado para eliminar ruido, se hace una interpolación lineal entre cada par de puntos consecutivos, se hace un resampling para reducir el número total de puntos de cada stroke a 11 y finalmente se hace una normalización en tamaño (escalado).
El vector de características está formado por las coordenadas de cada punto del stroke, senos y cosenos de los ángulos entre la línea segmentada del stroke y senos y cosenos de los ángulos de turing entre la línea segmentada y el centro de gravedad del símbolo.
- Reconocedor offline.

Bases de datos:

La base de datos utilizada consta de 137 símbolos matemáticos que pueden enmarcarse dentro de los caracteres del Latín, dígitos, caracteres griegos, operadores lógicos, delimitadores y caracteres especiales y misceláneos. Las muestras fueron recogidas de 5 usuarios diferentes.

Resultados experimentales:

Los resultados muestran que el reconocimiento online junto con el offline se complementan y su combinación es fructífera, mejorando así el reconocimiento.

Otros datos de interés:

Para la adquisición se ha utilizado un Tablet PC con una resolución de 24570x18428 y unos niveles de presión de 0 a 255.

Online Character Recognition using Elastic Curvature Matching [7]

Técnicas utilizadas:

Se basa en dos pasos: curvature extraction y curvature matching.

Parte de la transformación de la señal en los parámetros de ángulo tangencial y velocidad. Se considera el uso del ángulo tangencial dependiente de la distancia.

A partir de ello se crea la mejora denominada *elastic curvature matching*.

Bases de datos:

La base de datos consta de 10 categorías, cada una de ellas con 100 dígitos.

Resultados experimentales:

El mejor resultado obtenido ha sido el caso en que se ha utilizado curvaturas de 12-sampled.

Otros datos de interés:

A genetic algorithm for on-line cursive handwriting recognition [8]

Técnicas utilizadas:

- Se parte de *allographs*.

- Se hace uso de un algoritmo genético que usa *fitness value* (representa el grado de igualdad entre el graph-picture de una frase y las primitivas gráficas extraídas del análisis de la escritura manual.

- El algoritmo genético se utiliza para encontrar la mejor reconstrucción de la palabra analizada, basada en primitivas gráficas y usando la lista de *allograph*.

- Además se utiliza el operador *selection-reproduction*, el operador *crossover* y el operador *mutation*.

Bases de datos:

La base de datos utilizada consta de una cantidad de 150 palabras con un pequeño "*allograph set*".

Resultados experimentales:

El aprendizaje supervisado se basa en 28 modelos "allograph" definidos a priori.

Se ha obtenido un éxito de reconocimiento del 84%.

Otros datos de interés:

Tiempo de reconocimiento de pocos segundos en Sun Workstation.

Online Character Recognition System using Elastic Matching [9]

Técnicas utilizadas:

Se ha utilizado un preprocesado con las técnicas clásicas y posteriormente se ha hecho uso del método iterativo “*Elastic Matching*” modificado haciendo que la fórmula no sea recursiva para que reduzca complejidad computacional.

Bases de datos:

La base de datos para test utilizada ha sido obtenida de 20 diferentes escritores para mayúsculas (1696), minúsculas(1825) y dígitos(564).

Resultados experimentales:

Se ha obtenido un éxito de reconocimiento del 95,99% para letras mayúsculas, del 92,21% para letras minúsculas y del 99,11% para dígitos. Lo que hace un éxito global del 94,74%.

Otros datos de interés:

Neural Net Vector Quantizers for discrete HMM-Based On-Line Handwritten Whiteboard-Note Recognition [10]

Técnicas utilizadas:

- Red neuronal usando el algoritmo de aprendizaje *Vector quantization (cuantificación vectorial) (VQs)*.
- Se han utilizado en concreto dos tipos de redes: WTA(Winner-Take-All) y NG(Neural Gas).
- Los parámetros extraídos han sido: presión del lápiz, la velocidad, las coordenadas x,y, la dirección de escritura y la curvatura. Además de tres relaciones entre los puntos adyacentes (vecinos) que son: el aspecto del vecino, la pendiente respecto al vecino y el rizamiento relativo al vecino. Además se añadieron algunos parámetros offline.
- El clasificador utilizado ha sido del tipo *discrete Hidden Markov Model*.

Bases de datos:

La base de datos utilizada ha sido la IAM-onDB-t1 benchmark e la IAM-OnDB que contiene datos escritos a mano, referencia 14 del artículo.

Resultados experimentales:

Se han obtenido unos resultados locales de los experimentos rondando el 65%.

Otros datos de interés:

Online Recognition of Handwritten Hiragana Characters Based Upon a Complex Autoregressive Model [11]

Técnicas utilizadas:

- Se basa en un modelo complejo AR.
- Se ha probado con coeficientes AR y con coeficientes PARCOR, existiendo una correspondencia uno a uno entre ambos tipos de coeficientes.
- Se ha utilizado un clasificador Bayesiano para clasificar los caracteres en las clases correctas.

Bases de datos:

El estudio se ha llevado a cabo utilizando caracteres japoneses Hiragana. Por una parte se han utilizado 22 sets de 46 caracteres fundamentales del japonés escritos por dos personas (A y B), obteniendo así dos sets de 1.012 caracteres.

Resultados experimentales:

Los éxitos de reconocimiento obtenidos han sido superiores al 98% (A) y al 99,5%(B).

Otros datos de interés:

A Practical Approach for Writer-Dependent Symbol Recognition Using a Writer-Independent Symbol Recognizer [12]

Técnicas utilizadas:

- Usa un conjunto de clasificadores binarios basados en el algoritmo de aprendizaje AdaBoost. Cada clasificador consiste en un set de débiles aprendices, cada uno de los cuales está basado en un “*writer-independent handwriting recognizer*”.
- Durante el reconocimiento online utiliza la n-bets list de dichos reconocedores para reducir el número de posibles símbolos y el número de clasificaciones binarias requeridas.
- Se utilizan para el reconocedor los siguientes tipos de rasgos extraídos: symbol strokes, cups features, aspect radio, intesection features, two-dimensional point histogram, angle histogram, fist and last distance, arc length, fit line feature, dominant point features, stroke area, side ratios, top and bottom ratios, min and max features.
- Además se añade el Microsoft Recognizer como rasgo de entrada al clasificador.

Bases de datos:

Se han obtenido muestras de 11 personas (7 hombres y 4 mujeres), evaluándose la escritura de 48 diferentes símbolos incluyendo algunos símbolos matemáticos. Cada persona realizó 10 muestras de cada símbolo para el

entrenamiento del reconocedor y para cada “*pairwise recognizer*”. En total se tardó entre 40-45 min para introducir las muestras para entrenamiento y un poco menos de un minuto con el algoritmo de aprendizaje. Después del entrenamiento, cada persona escribió cada símbolo 12 veces para test.

Resultados experimentales:

Precisión de los resultados: un total de 6.336 símbolos fueron testeado en cada experimento salvo para el MSFT test dónde se utilizaron 5.676 símbolos.

Se obtuvo una media de éxito de reconocimiento en torno al 93%.

Otros datos de interés:

Para la adquisición se ha utilizado un Tablet PC HP Compaq tc1100.

Two-layer assignment method for online Chinese character recognition [13]

Técnicas utilizadas:

- Se propone un stroke order-free y un stroke number-free para el reconocimiento online de caracteres chinos.
- Se representan los caracteres chinos con completos CRGs, pero las primitivas utilizadas son segmentos en lugar de strokes.
- Para relacionar de manera óptima dos caracteres en este artículo se transforma el graph-matching problema en un problema de two-layer assignment y se resuelve con el método húngaro.

Bases de datos:

Se han seleccionado 350 caracteres chinos de uso frecuente con 9-11 strokes (resultando 9-15 segmentos) para testear el rendimiento de el método (un carácter chino tiene una media de 9 strokes).

Cada carácter se ha normalizado en un cuadrado de 130x130.

Los datos para test son más de 7000 caracteres chinos escritos por 8 personas.

Resultados experimentales:

La tasa de acierto en el reconocimiento se encuentra en torno al 95,6%. Cuando los modelos son escritos con 4 ó 5 trazos la tasa de acierto en el reconocimiento baja al 90,8%.

El tiempo medio para clasificar un carácter de entrada es entorno a 0,3s en un Pentium a 266Mhz.

Otros datos de interés:

A Genetic Learning System for On-line Character Recognition [14]

Técnicas utilizadas:

Método basado en un algoritmo genético utilizado como motor para un sistema de aprendizaje para producir prototipos de caracteres y sobre un string matcher para mejorar la clasificación.

Un sistema de aprendizaje basado en un algoritmo genético consta de tres partes:

- una memoria que contiene las descripciones generalizadas o reglas.
- un sistema de evaluación que calcula una puntuación o intensidad para cada regla en el actual set de reglas.
- un buscador de regla, el cual busca el espacio de posibles reglas.

Como sistema de aprendizaje en este trabajo se ha elegido un sistema clasificador (referencias 9 y 10).

Bases de datos:

Para obtener el set inicial de reglas se produjo un set de números, letras mayúsculas y letras minúsculas a partir de 50 escritores diferentes. Un total de 3100 muestras en 62 clases.

Resultados experimentales:

Se han realizado los siguientes experimentos:

- Después del aprendizaje una media de 8 reglas cubren más del 70% de las muestras, mientras que antes del aprendizaje eran necesarias 22 reglas.
- En segundo lugar se trató de mejorar la tasa de reconocimiento del sistema:
 - Se testeó el sistema con 10 personas diferentes para obtener el set de entrenamiento, escribiendo dos sets de números, mayúsculas y minúsculas. La tasa de reconocimiento obtenida en este caso fue del 83,4%.
 - Para mejorar el sistema se hizo que este se adaptase a cada escritor, trabajando con la mejora de las reglas. En los dos experimentos realizados en este caso se obtuvo unos éxitos del 94,8% y del 92,7%.

Otros datos de interés:

On-Line Handwriting Recognition [15]

Este artículo es un overview sobre el reconocimiento online de escritura a mano. En el artículo se resume la investigación sobre reconocimiento de manuscritos en los últimos 15 años.

A continuación se recogen algunos datos de interés extraídos de este artículo.

- Online handwriting recognition: una máquina reconoce cada carácter cómo está siendo escrito. La unidad preferida de entrada es un tablet con un stylus pen. El tablet captura las coordenadas x-y del movimiento del pen-tip con una resolución típica de 10 puntos / mm e indica cuándo se levanta el pen y cuándo no. Es decir, la traza de lo escrito a mano es capturado como una secuencia de puntos (coordenadas) con indicaciones de la separación de strokes.
- Offline handwriting recognition: este reconocimiento se lleva a cabo una vez se ha terminado la escritura completa. Se aplica sobre las imágenes escaneadas. Los mejores algoritmos de reconocimiento offline usan *pattern matching* para extraer las características
- En el artículo se presenta en primer lugar un overview histórico sobre el reconocimiento de manuscritos.
- Posteriormente se recoge la descripción de cinco tipos de algoritmos utilizados para el reconocimiento de caracteres en japonés: simple stroke matching method, interstroke distance matrix method, selective stroke linkage method, stroke linkage rule method y local affine transformation method.
- Después se describe un algoritmo para reconocimiento online aplicable a free-format handwritten Japanese character sequences y el mismo algoritmo aplicado al reconocimiento de free-format line figure (como es el caso de diagramas de flujo, diagramas de circuitos lógicos, etc).

Referencias

1. Hiroto Mitoma, Seiichi Uchida, and Hiroaki Sakoe: Online Character Recognition Based on Elastic Matching and Quadratic Discrimination. Proceedings of the 2005 Eight International Conference on Document Analysis and Recognition (ICDAR'05), pp. 36-40. (2005).
2. Sara Izadi, Ching Y.Suen: Online Writer-independent Character Recognition Using a Novel Relational Context Representation. Seventh International Conference on Machine Learning and Applications, pp. 867-870. (2008).
3. Nirup Reddy, Kandan R, Sashikiran K, Suresh Sundaram, A G Ramakrishnan: Online Character Recognition using Regression Techniques. IEEE Workshop on Applications of Computer Vision, pp. 1-6. (2008).
4. Chuanjun Li, Robert Zeleznik, Timothy Miller, Joseph J. La Viola Jr.: Online Recognition of Handwritten Mathematical Expressions with Support for Matrices. 19th International Conference on Pattern Recognition, pp. 1-4. (2008).
5. Gordon Wilfong, Frank Sinden, Laurence Ruedisueli: On-Line Recognition of Handwritten Symbols. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 18, no. 9, pp. 935-940. (1996).
6. Birendra Keshari and Stephen M. Watt: Hybrid Mathematical Symbol Recognition using Support Vector Machines. 9th International Conference on Document Analysis and Recognition (ICDAR), pp. 859-863. (2007).
7. Jong-Hoon Ahn, Jihyun Lee, Junsy Jo, Yongha Choi and Yillbyung Lee: Online Character Recognition using Elastic Curvature Matching. Seventh International Conference on Advances in Pattern Recognition, pp. 395-397. (2009).

8. Gildas Menier, Guy Lorette, Philippe Centric: A genetic algorithm for on-line cursive handwriting recognition. International Conference on Pattern Recognition, vol 2, pp. 522-525. (1994).
9. Kumar Vikas, Ahuja Rakesh: Online Character Recognition System using Elastic Matching. International Conference on industrial and information system, pp. 84-87. (2006).
10. Joachim Schenk and Gerhard Rigoll: Neural Net Vector Quantizers for discrete HMM-Based On-Line Handwritten Whiteboard-Note Recognition. 19th international Conference on Pattern Recognition, pp. 1-4. (2008).
11. Yuichi Nakatani, Daisuke Sasaki, Youji Iiguni, Hajime Maeda: Online Recognition of Handwritten Hiragana Characters Based Upon a Complex Autoregressive Model. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 21, no. 1, pp. 73-76. (1999).
12. Joseph J. LaViola, Jr. and Robert C. Zeleznik: A Practical Approach for Writer-Dependent Symbol Recognition Using a Writer-Independent Symbol Recognizer. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 29, no. 11, pp. 1917-1926. (2007).
13. J.Z.Liu, K.Ma, W.K.Cham and M.M.Y.Chang: Two-layer assignment method for online Chinese character recognition. IEEE Proceedings Vision, Image and Signal Processing, pp.47-54. (2000).
14. Bruno Bontempi and Angelo Marcelli: A Genetic Learning System for On-line Character Recognition. Proceedings of the 12th IAPR International Conference, Conference B (Computer Vision and Image Processing), vol. 2, pp. 83-87 (1994).

15. Toru Wakahara, Hiroshi Murase, Kazumi Odaka: On-Line Handwriting Recognition.
Proceedings of the IEE, vol. 80 no.7, pp- 1181-1194. (1992).